

光学現象の分類に基づく画像の線形化

石井 育規[†] 福井 孝太郎[†]
向川 康博[†] 尺 長 健[†]

影や鏡面反射などの光学現象を含む実画像を、拡散反射成分のみの画像に変換する画像の線形化手法が提案されている。しかし、従来の線形化手法は、基本的に多数決の原理に基づいていたため、多数の入力画像中で影となる画素については、正しく拡散反射成分を推定できないという問題があった。そこで、本稿では、線形化にともなって可能となる光学現象の分類に着目することで、より安定に拡散反射成分を推定できる新しい線形化手法を提案する。まず、正しく線形化が行われている場合、実画像とその線形化画像を比較することで、各画素を拡散反射、鏡面反射、attached shadow, cast shadow の4種類に分類できることを示す。次に、この分類に基づく評価尺度を線形化処理に導入することで、従来法より安定に画像を線形化できることを示す。実画像を用いた実験により多数の入力画像中で影が生じる場合においても、安定に線形化が可能であり、各光学現象を正しく分類できることを確認した。さらに、照度差ステレオ法への適用により、形状復元の高精度化が可能であることを示した。

Photometric Linearization Based on Classification of Photometric Factors

YASUNORI ISHII,[†] KOHTARO FUKUI,[†] YASUHIRO MUKAIGAWA[†]
and TAKESHI SHAKUNAGA[†]

We have proposed a photometric linearization method which converts input images including various photometric factors to ones including only diffuse factor. The previous method, however, cannot stably work when some pixels are not illuminated in many input images. This paper proposes a new method based on the classification of photometric factors. We show that each pixel can be classified into diffuse reflection, specular reflection, attached shadow and cast shadow by comparing a pixel intensity of an input image with that of the linearized image when the photometric linearization is correctly accomplished. This fact suggests that the photometric linearization becomes more stable by introducing a criterion based on the classification to the linearization process. Experimental results show that the proposed method is effective even if some pixels are not illuminated in many input images, and that the method can correctly classify the photometric factors. Another experiment shows that the method is also effective for photometric stereo.

1. はじめに

物体の見えは、光源方向、物体形状、反射率によって様々に変化する。実画像は、反射や影などの様々な光学現象を含み、それらが混在するため、照度差ステレオ法¹⁾など、多くのコンピュータビジョン手法の妨げとなる。そのため、実画像に含まれる各光学現象を解析することは重要である。

Shashua²⁾によると、平行光源と完全拡散反射面を仮定することで、光源方向の異なる3枚の画像の線

形結合により任意光源方向の画像を表現できる。このとき、任意光源方向の画像は、3次元の部分空間で表現できる。Belhumeurら³⁾は、拡散反射と attached shadow の存在するシーンでは、照明錐モデルにより任意光源方向の画像を表現できることを示している。このモデルでは、境界画像と呼ばれる複数枚の画像の線形結合により、画像を表現する。また、物体形状を復元⁴⁾することで、照明錐モデルを cast shadow の存在するシーンに拡張する研究⁵⁾も行われている。照明錐モデルにより、原理的には、あらゆる光学現象を多次元の部分空間で表現できる。しかし、その空間を表現するためのデータ量が多くなり、実用上の観点からは検討課題が残されている。

[†] 岡山大学工学部情報工学科

Department of Information Technology, Faculty of Engineering, Okayama University

一方、物体表面上で生じる光学現象を各成分に分類することで、光学現象を解析する方法がいくつか提案されている。2色性反射モデルに基づき、拡散反射と鏡面反射の色の違いを利用する方法^{(6)~(9)}、鏡面反射の偏光性を利用する方法^{(10)~(12)}、形状が既知である物体の反射パラメータを復元し、推定された拡散反射成分の輝度と観測輝度を比較する方法⁽¹³⁾などである。しかし、これらの手法には、鏡面反射は分離できるが、影の解析はできないという共通の限界がある。

向川ら^{(14),(15)}は、任意光源画像を生成する Photometric Image-Based Rendering (PIBR) を目的として、影や鏡面反射を含む入力画像を拡散反射成分のみの画像に変換する画像の線形化手法を提案している。画像の線形化により、原理的には、様々な光学現象を含む画像を拡散反射成分のみからなる3次元の部分空間で表現できる。しかし、従来手法^{(14),(15)}は、基本的に多数決の原理に基づいていたため、多数の入力画像中で影となる画素については、正しく線形化ができないという問題があった。

そこで、本稿では、まず、正しく線形化が行われた場合には、入力画像とそれを線形化した画像の画素値を比較することで、拡散反射、鏡面反射、attached shadow, cast shadow の4種類に分類できることを示す。さらに、この分類に基づく新しい線形化手法を提案する。提案手法により、多数の入力画像中で影となる画素も安定に線形化できる。

2. 光学現象の分類

2.1 光学現象に含まれる成分

光源方向の変化によって、物体表面で観測される光学現象は変化する。図1に示すように、光学現象は主に反射と影に分けられる。さらに、反射光は拡散反射と鏡面反射に分けられる。Lambertモデルによれば、拡散反射成分の輝度 i は式(1)で表される。

$$i = \mathbf{n} \cdot \mathbf{s} \quad (1)$$

ただし、 \mathbf{n} は物体表面の法線方向単位ベクトルと拡散反射率 (albedo) の積を表す面特性ベクトル、 \mathbf{s} は光源方向単位ベクトルと光源照度の積を表す光源特性ベクトルを表す。また、2色性反射モデルを仮定すると、鏡面反射成分は、拡散反射成分に付加されたものとして表される。

影は、物体表面の法線が光源方向を向いていないために生じる attached shadow と、他の物体により光が遮られることで生じる cast shadow の2つに分けられる。環境光・相互反射の影響を受けないと仮定すれば、両者とも輝度は0となる。しかし、式(1)では、

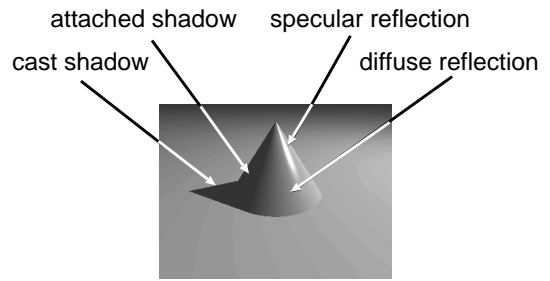


図1 画像に含まれる光学現象

Fig. 1 Photometric factors included in an image.

attached shadow は負の値となり、cast shadow は正の値となる。

2.2 画像の線形化に基づく光学現象の分類

向川ら^{(14),(15)}は、影や鏡面反射が含まれる実画像を、式(1)を完全に満たす拡散反射成分のみの画像に変換する手法を画像の線形化と呼び、これにより変換した画像を線形化画像と呼んでいる。本節では、入力画像とその線形化画像を比較することで、各画素を拡散反射、鏡面反射、attached shadow, cast shadow の4種類に分類できることを示す。この分類は、4種類の光学現象が次のような性質を持つことに基づく。拡散反射領域では、線形化の前後で画素値に変化がない。鏡面反射領域では、線形化すると鏡面反射成分が除去される。attached shadow 領域では、線形化すると式(1)を満たす負の値が得られる。cast shadow 領域では、線形化することで、入力画像よりも高い画素値となる。

このような性質を利用することにより、各画素において生じている光学現象を式(2)に従って分類できる。

$$Region(k, p) = \begin{cases} D & \text{if } |i_{(k,p)} - i_{(k,p)}^L| \leq T \cdot i_{(k,p)} \\ S & \text{if } (i_{(k,p)} - i_{(k,p)}^L) > T \cdot i_{(k,p)} \\ & \cap (i_{(k,p)}^L \geq 0) \\ A & \text{if } (i_{(k,p)}^L < 0) \cap (i_{(k,p)} < T_s) \\ C & \text{if } (i_{(k,p)} - i_{(k,p)}^L) < -T \cdot i_{(k,p)} \\ & \cap (i_{(k,p)} < T_s) \\ U & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 D, S, A, C, U は、それぞれ拡散反射、鏡面反射、attached shadow, cast shadow, 未定義であることを示し、入力画像 k における画素 p の画素値を $i_{(k,p)}$ 、それを線形化した画素値を $i_{(k,p)}^L$ とする。また、 T は本来の拡散反射成分からどれだけ離れているかを示す閾値である。入力画像と線形化画像の比較には、 T を入力画像の画素値 $i_{(k,p)}$ で相対化した値を

用いる。これにより、物体表面の明るさが異なる場合にも、安定に拡散反射成分を分類できる。一方、カメラの暗電流特性、感度特性、環境光などの影響により、実画像において、影領域の画素値は0にならない。そこで、閾値 T_s より暗い画素を影領域と判断する。式(2)の関係を、 $i_{(k,p)}$ と $i_{(k,p)}^L$ で張られる2次元平面で示すと図2が得られる。以上の考察は、画像の線形化が正しくできれば、容易に光学現象を分類できることを示している。

なお、この分類基準には、 T 、 T_s という2つの閾値が存在する。 T は、拡散反射成分からのずれを表し、 T_s は、影領域を表す閾値である。 T の値を小さく設定すると、より正確な拡散反射成分が得られるが、ノイズの影響を受けやすくなるという性質がある。 T の値を大きく設定すると、ノイズの影響を受けにくい推定が可能であるが、正確な拡散反射成分から離れた値も評価するという性質がある。しかし、我々は、 T の値を多少変化させても結果は大きく変わらないことを実験的に確認しており、シーンにかかわらず T の値

を0.1としている。 T は、よほど極端な値を設定しない限り実験結果に与える影響は小さいため、撮影環境(カメラの感度特性・暗電流特性・環境光・対象物体の反射特性など)が変化しても、再計測は不要だと考えられる。

一方、上述したように影の画素値は0にならないため、閾値 T_s 以下の画素値を影領域として判断する。撮影環境によって、最適な閾値 T_s の値は異なる。しかし、事前に撮影環境に関する知識がない場合でも、その設定はさほど難しくない。たとえば、図3に示すように、入力画像における影の画素値は大きく変化せず、ピークが存在するという性質がある。我々は、簡便な方法として、あらかじめ入力画像中の影領域から画素値を手動で数点サンプリングすることで、影の閾値 T_s を設定している。

3. 画像の線形化

3.1 線形化の流れ

画像の線形化では、カメラと対象物体を固定し、光源方向を変えて撮影した複数枚の画像を入力とする。ここで、対象とするシーンの光源方向、3次元形状、反射率は未知とする。

Shashua²⁾によれば、平行光源、完全拡散反射面を仮定することで、光源方向の異なる3枚の画像の線形結合により任意光源方向の画像を表現できる。3枚の画像をベクトルで表現したものを I_1, I_2, I_3 とするとき、任意光源方向の画像 I_k は、式(3)のように線形結合で表現できる。

$$I_k = c_k^1 I_1 + c_k^2 I_2 + c_k^3 I_3 \tag{3}$$

ここで、 $c_k = [c_k^1 \ c_k^2 \ c_k^3]^T$ を画像 I_k に対する線形結合の係数組とする。しかし、実画像は、影や鏡面反射を含むため、式(3)を満たさない。そこで、式(3)を満たすように、拡散反射のみの画像に変換する。こ

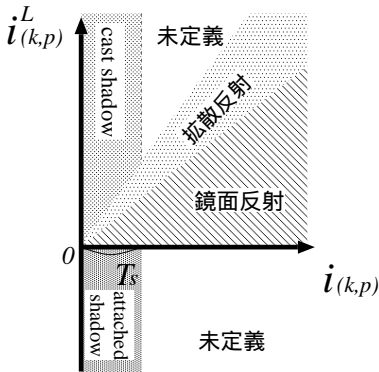
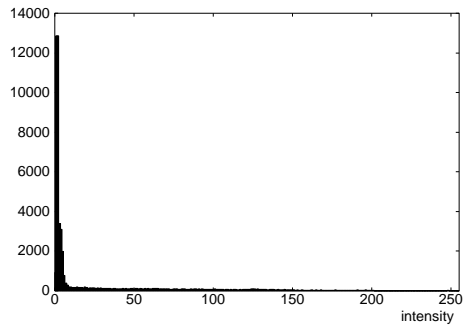


図2 光学現象の分類

Fig. 2 Classification of photometric factors.



(a) ポット



(b) ヒストグラム

図3 画素値ヒストグラム

Fig. 3 Histogram of intensity.

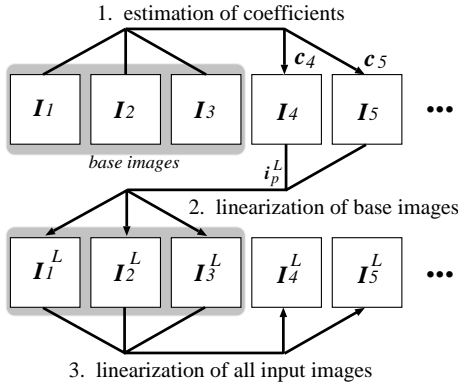


図4 線形化の流れ

Fig. 4 Flow of the linearization process.

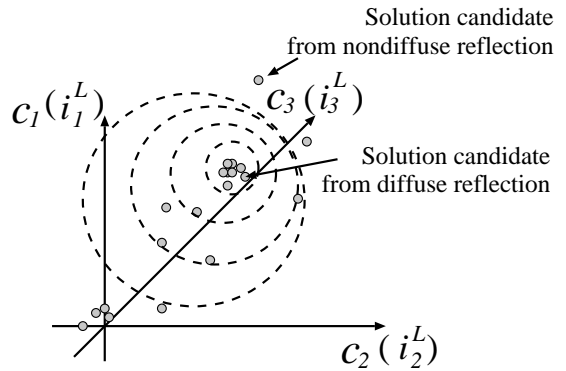


図5 解候補の分布

Fig. 5 Distribution of solution candidates.

の変換処理を画像の線形化と呼ぶ。

画像の線形化は、図4に示すように、3段階の導出過程に分けて行われる。

(1) 係数組の算出

まず、入力画像から3枚の基底画像 I_1, I_2, I_3 を選択する。この基底画像により、 k 番目の入力画像 I_k を表現するための係数組 c_k を算出する。 c_k は、入力画像 I_k と基底画像 I_1, I_2, I_3 の画素値から求める。

(2) 基底画像の線形化

次に、各入力画像 I_k と、その係数組 c_k を用いて、画素ごとに基底画像を線形化する。ここで、画素 p において、線形化された3枚の基底画像の画素値を $i_p^L = [i_{(1,p)}^L, i_{(2,p)}^L, i_{(3,p)}^L]^T$ とし、基底画素値組と呼ぶ。全画素を線形化することで、線形化された基底画像 I_1^L, I_2^L, I_3^L を算出する。

(3) 入力画像の線形化

残りすべての入力画像を線形化する。各入力画像の係数組 c_k と線形化された基底画像 I_1^L, I_2^L, I_3^L の線形結合によりすべての入力画像を線形化できる。以下、線形化された画像を I_k^L で表し、これを線形化画像と呼ぶ。

3.2 ランダムサンプリングによる解候補の算出

画像の線形化において、係数組や基底画素値組は式(3)を満たすように算出しなければならない。しかし、実画像は影や鏡面反射を含むため式(3)を完全には満たさない。ここで、二乗誤差を最小化するように係数組と基底画素値組を算出すると、得られる線形化画像は拡散反射成分のみにはならず、影や鏡面反射の影響を強く受ける。したがって、最小二乗法で得られる線形化画像では、光学現象を正しく分類できない。

そこで、本稿では、ランダムサンプリングによって多数の解候補を算出し、それらの解候補集合から拡散反射成分のみを用いて算出された解を見つける。本稿では、拡散反射成分のみを用いて算出された解を正解と定義する。係数組と基底画素値組の各推定において、サンプリングした画素がすべて拡散反射の場合には、影や鏡面反射の影響を受けない正解となる。つまり、画像の線形化は、ランダムサンプリングによって得られる多数の解候補から、拡散反射のみを用いて算出された正解を推定する問題に帰着できる。

係数組の解候補を得るために、基底画像 I_1, I_2, I_3 と各入力画像 I_k から、ランダムに3点を選択する。その点における基底画像と各入力画像の画素値の関係から係数組 \hat{c}_k を算出する。これを繰り返すことで係数組の解候補集合が得られる。一方、基底画素値組の解候補を得るために、入力画像からランダムに3枚の画像を選択する。ここで、各画像の係数組 c_k は、すでに得られているものとする。このとき、入力画像と係数組の関係から、画素 p における基底画素値組 \hat{i}_p^L を算出する。これを繰り返すことで基底画素値組の解候補集合が得られる。

以下、3.3節では、従来法による正解の推定法について概説し、その問題点を明らかにする。3.4節では、式(2)の分類基準を線形化処理に導入することで、従来法の問題点が解決できることを述べる。

3.3 従来法による正解の推定法

従来の線形化^{14),15)}では、ランダムサンプリングによって得られる解候補から正解を推定するために、重心推定と外れ値除去の反復を行っている。図5に示すように、係数組の推定において、解候補は3枚の基底画像の係数組を各軸とする3次元空間の1点と見なすことができる。一方、基底画素値組の推定においても、

解候補は基底画素値を各軸とする3次元空間の1点と見なすことができる。どちらの推定においても、選択した3点の画素すべてが拡散反射の場合、得られる解候補は正解となり、正解の周辺には解候補が密集する。一方、選択した画素に影や鏡面反射が含まれる場合、画素値が拡散反射成分とは異なるため、正解から外れた孤立点となる。したがって、正解の解候補は、この空間から解候補の密集性を基準として推定できる。具体的には、解候補の分布から重心を算出し、図5の破線に示すように、重心から離れている解候補を外れ値として除去する。この操作の反復により、外れ値が存在する集合から正解を推定する。

しかし、安定に正解を推定するためには、正解付近に多数の解候補が密集していなければならない。それには、サンプリング回数を増加させる必要があり、計算量が多くなる。また、重心推定は大きな外れ値の影響を受けることがある。そのため、反復回数や、除去する外れ値の割合などのパラメータ設定が容易ではなく、不安定な結果になりやすい。また、多数の入力画像中で影となる画素では、この空間の原点付近に解候補が密集する場合もあるため、安定に正解を推定できない。

3.4 光学現象の分類に基づく正解の推定法

3.4.1 解候補の評価

従来法で安定に正解を推定できない理由として、どのような光学現象のときに外れ値となるかを考慮せず、解候補集合から多数決の原理だけを用いて正解を推定していたことがあげられる。そこで、本稿では、式(2)に示した光学現象の分類基準を正解の推定時にも利用することで、安定に正解を推定できる新しい線形化手法を提案する。

得られた解候補が正解であれば、入力画像と線形化画像を比較すると、各画素は式(2)によって拡散反射、鏡面反射、attached shadow、cast shadowのいずれかに必ず分類でき、未定義の組合せになることはない。そこで、入力画像と線形化画像を比較し、いずれかの光学現象に分類された画素数で各解候補を評価する。すなわち、この画素数が最大となる解候補を正解とする。

ただし、4種類の光学現象のうち、鏡面反射だけは例外として評価を行わない。たとえば、正解の場合に図6(a)のように正しく分類される画素があるとする。しかし、正解に比べて一律に小さな値となる解候補が存在する場合、図6(b)のように本来は拡散反射に分類されるべき画素が鏡面反射として誤って分類される。ここで、各画素に注目したとき、全入力画像中で鏡面

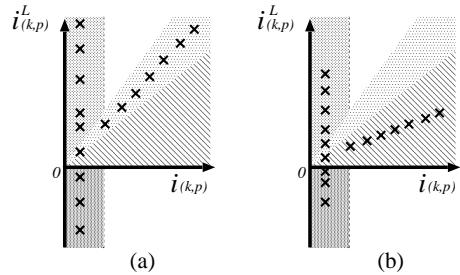


図6 正しい解候補と誤った解候補による評価の例

Fig. 6 Examples of classification for correct and incorrect linearization candidates.

反射となる割合は少ないため、鏡面反射を評価しなくても解推定には大きな影響を与えないと考えられる。そこで、本稿では、鏡面反射を評価せず、式(4)に示すように、拡散反射、attached shadow、cast shadowと分類された画素のみを評価する。

$$Classifiable(k, p) = \begin{cases} 1 & \text{if } (Region(k, p) = D \cup A \cup C) \\ 0 & \text{if } (Region(k, p) = S \cup U) \end{cases} \quad (4)$$

$Classifiable(k, p)$ は、画像 k の画素 p が拡散反射、attached shadow、cast shadow のいずれかに分類できる場合に1となり、鏡面反射もしくは未定義となる場合に0となる。

従来法^{14),15)}と本手法の本質的な違いは、物理的な光学現象を考慮しているかどうかという点にある。従来法では単なる統計的な枠組みで正解を推定しているのに対し、提案手法では、なぜ外れ値になるかといった光学現象を考慮して正解を推定している。これにより、解候補に正解が1つでも存在すればよいため、提案手法には無駄な反復が必要ない。

以下、具体的なアルゴリズムを順に述べる。

3.4.2 係数組推定における評価尺度

まず、提案手法による係数組の推定方法について述べる。 k 番目の入力画像 I_k に対して、ランダムサンプリングにより算出した係数組の解候補 \hat{c}_k ごとに、3枚の基底画像 I_1, I_2, I_3 の線形結合によって線形化画像 I_k^L を算出する。 \hat{c}_k が正解であれば、入力画像 I_k と線形化画像 I_k^L を式(4)で評価すると、値が1となる画素が大多数を占める。そこで、入力画像 I_k における解候補 \hat{c}_k の評価尺度を、式(5)によって定義する。

$$Support^C(k) = \sum_p Classifiable(k, p) \quad (5)$$

係数組の評価尺度 $Support^C(k)$ は、画像 I_k の中で、拡散反射、attached shadow、cast shadow に分



図7 光源方向を変化させ撮影した入力画像（湯飲み：24枚）

Fig. 7 Input image set taken in various lighting directions (teacup: 24 images).

類できる画素数を表す．したがって， $Support^C(k)$ が最大となる解候補 \hat{c}_k を，正解の係数組 c_k とする．

3.4.3 基底画素値組推定における評価尺度

次に，提案手法による基底画素値組の推定方法について述べる．画素 p に関して，ランダムサンプリングにより得られる基底画素値組の解候補 \hat{i}_p^L ごとに，係数組 c_k との線形結合によって，全入力画像に対応する線形化画像の画素値 $i_{(k,p)}^L$ を算出する． \hat{i}_p^L が正解であれば，入力画像の画素値 $i_{(k,p)}$ と線形化画像の画素値 $i_{(k,p)}^L$ を式 (4) で評価すると，値が 1 となる入力画像が大多数を占める．そこで，画素 p における解候補 \hat{i}_p^L の評価尺度を，式 (6) によって定義する．

$$Support^L(p) = \sum_k Classifiable(k, p) \quad (6)$$

基底画素値組の評価尺度 $Support^L(p)$ は，全入力画像のうち，画素 p を拡散反射，attached shadow，cast shadow に分類できる画像枚数を表す．したがって， $Support^L(p)$ が最大となる解候補 \hat{i}_p^L を正解の基底画素値組 i_p^L とする．

4. 実験結果

4.1 画像の線形化と光学現象の分類実験

カメラと物体を固定し，光源方向を変化させながら撮影した画像を入力として，画像の線形化を行った．外部からの環境光，壁や天井で生じる相互反射の影響を取り除くために，暗室で撮影を行った．光源を高さ方向に 3 段階，水平方向に 8 段階動かして撮影した合計 24 枚の画像を入力とした．対象物体は，図 7 に示す湯飲みを用いた．非凸形状であるため，湯飲みの内側の画素は，多数の入力画像中で影となっている．



図8 選択した基底画像

Fig. 8 Selected three base images.



(a) 従来法（重心推定と外れ値除去の反復）



(b) 提案手法（光学現象の分類を利用）

図9 線形化された基底画像

Fig. 9 Linearized base images.

入力画像から選択した 3 枚の基底画像を図 8 に，これらを線形化した結果を図 9 に示す．線形化画像は負の値を含むため，この画像では 0 を灰色で表し，負の

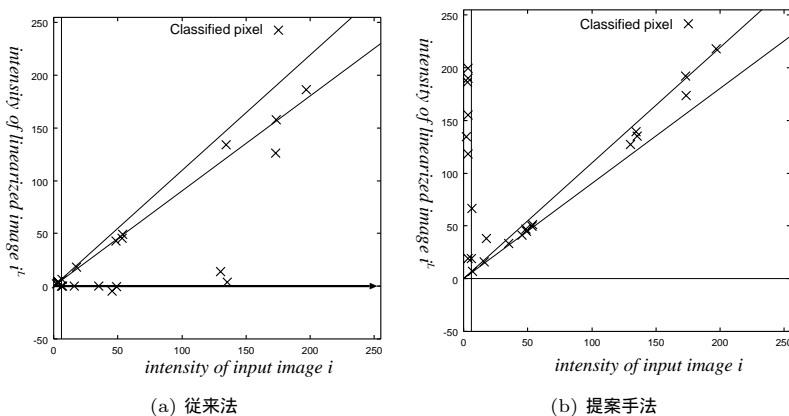


図 10 入力画像と線形化画像の画素値の関係
 Fig. 10 Relationship between intensity of input image and linearized image.

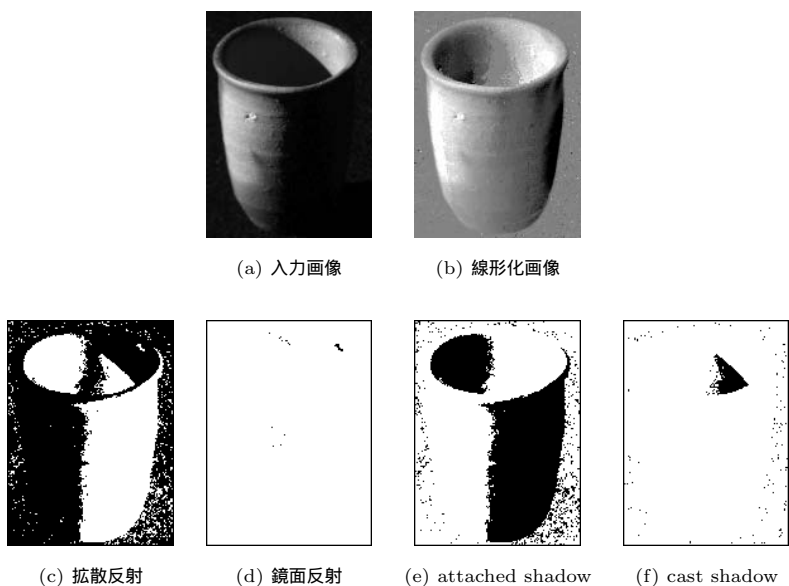


図 11 光学現象の分類結果 (湯飲み)
 Fig. 11 Classification results of the photometric factors (teacup).

方向に大きい方が黒く、正の方向に大きい方が白くなるように表現している。図 9 (a) は従来法による結果であり、cast shadow の影響を受け、誤って 0 付近の値を推定している。一方、図 9 (b) は提案手法である光学現象の分類基準を利用した結果である。多数の入力画像で cast shadow を生じる画素においても、影の影響を受けることなく本来の拡散反射成分を推定できていることが確認できる。ここで、入力画像の大部分で影となる湯飲みの内側付近の画素について、入力画像と線形化画像の画素値の関係を調べた結果を図 10 に示す。図 10 (a) に示す従来法では、多くの入力画像中で暗い拡散反射と解釈されている。一方、

図 10 (b) に示す提案手法では、ほぼすべての入力画像において未定義領域ではなく、いずれかの光学現象として解釈されていることが確認できる。また、図 11 (a) に示す入力画像を線形化した結果を図 11 (b) に示す。図 11 (a) を拡散反射、鏡面反射、attached shadow、cast shadow に分類した結果をそれぞれ図 11 (c), (d), (e), (f) に示す。これらの画像では、各光学現象を生じている画素を黒で表現している。単なる閾値処理のみでは分類できない attached shadow と cast shadow や、輝度のみからは分類が容易でない鏡面反射も分類できていることが目視により確認できる。

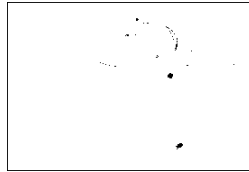


(a) 入力画像

(b) 線形化画像



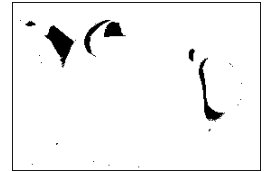
(c) 拡散反射



(d) 鏡面反射



(e) attached shadow



(f) cast shadow

図 12 光学現象の分類結果 (ポット)

Fig. 12 Classification results of the photometric factors (pot).

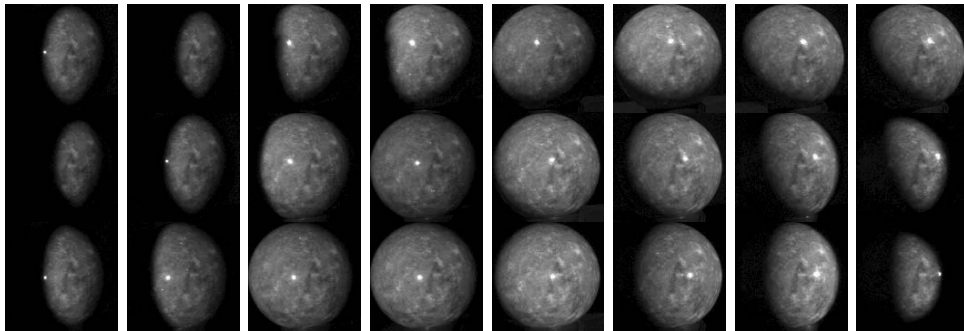


図 14 光源方向を変化させ撮影した入力画像 (球：24 枚)

Fig. 14 Input image set taken in various lighting directions (sphere: 24 images).

次に、図 12 (a) のような、形状が複雑で、強い鏡面反射を生じる陶器製のポットを撮影した画像に対して線形化を行い、各光学現象の生じている領域を分類した。図 12 (b) は、(a) を線形化した結果である。図 12 (c), (d), (e), (f) にそれぞれ、拡散反射、鏡面反射、attached shadow、cast shadow の各領域の分類結果を示す。このように、物体形状が複雑であり、強い鏡面反射が観測される場合においても、安定に線形化でき、各光学現象に分類できることが目視により確認できる。

4.2 線形化画像を用いた形状復元

前節までで、画像の線形化によって影や鏡面反射を分類できることを示した。本節では、この分類結果を用いたコンピュータビジョン技術への応用例として、照度差ステレオ法の前処理に画像の線形化を用い、その効果を検証する。

大理石の球を対象とし、図 13 に示すような遮蔽物体が存在するシーンで、光源を高さ方向に 3 段階、水平

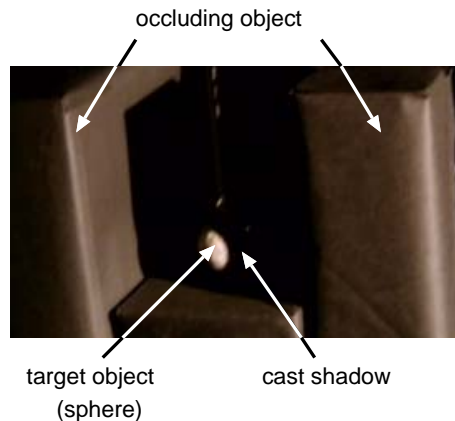


図 13 撮影シーン

Fig. 13 Target scene.

方向に 8 段階変化させた合計 24 枚の画像を撮影した。図 14 に示す入力画像より、球の表面には attached shadow のみならず cast shadow も存在していること

が分かる．この球の反射特性は均一でなく，鏡面反射も存在する．

まず，入力画像に対して，画像の線形化を行った．選択した基底画像を図 15 に，これらを線形化した結果を図 16 に示す．線形化画像は負の値を含むため，この画像では 0 を灰色で表し，負の方向に大きい方が黒く，正の方向に大きい方が白くなるように表現している．図 16 (a) は従来法による線形化結果であり，図 16 (b) は提案手法による線形化結果である．従来法では，球の左右の端付近が正しく線形化できていない．これは，attached shadow のみならず，遮蔽物体による cast shadow も存在するため，その画素が大部分の入力画像で影となるからである．一方，提案手法では，このようなシーンにおいても，球全体を正しく線形化できていることが確認できる．

以上で得られる拡散反射成分のみの画像を用いて照度差ステレオ法により復元した法線を図 17 に，形状

を図 18 に示す．各図中 (a) があらかじめ実測した正解値であり，(b)，(c) がそれぞれ従来法，提案手法により得られる線形化画像を用いて復元した結果である．従来法では，球の端付近では，影の影響により線形化に失敗しているため，正しく形状復元できていないことが確認できる．

次に，各手法により復元した物体形状の断面を比較した結果を図 19 に示す．復元した法線方向の誤差を表 1 に，復元した形状の誤差を表 2 に示す．入力画像の大部分で照らされている画素は，両手法ともほぼ正

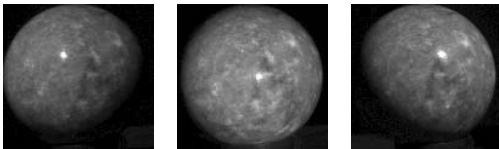
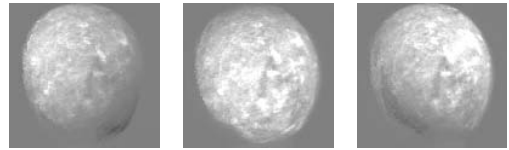
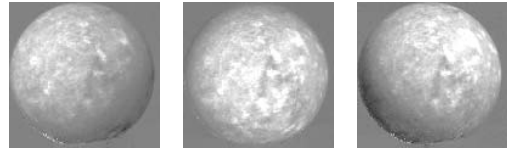


図 15 選択した基底画像

Fig. 15 Selected three base images.



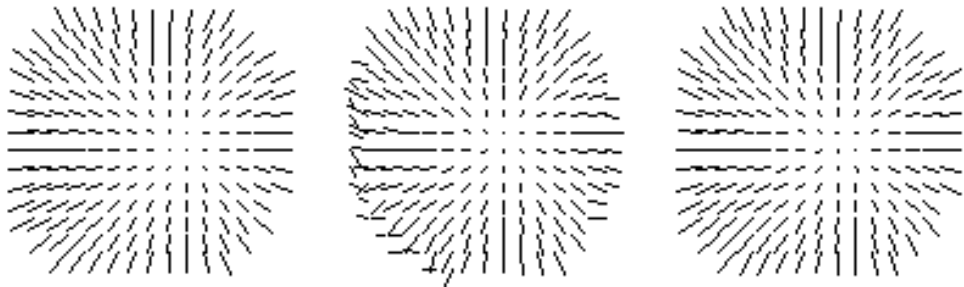
(a) 従来法 (重心推定と外れ値除去の反復)



(b) 提案手法 (光学現象の分類を利用)

図 16 線形化された基底画像

Fig. 16 Linearized base images.



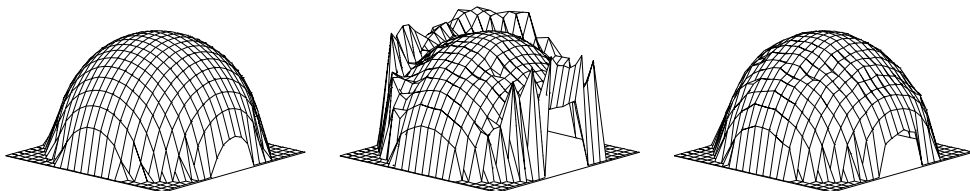
(a) 正解値

(b) 従来法

(c) 提案手法

図 17 復元した法線

Fig. 17 Reconstructed normals.



(a) 正解値

(b) 従来法

(c) 提案手法

図 18 復元した物体形状

Fig. 18 Reconstructed 3-D shapes.

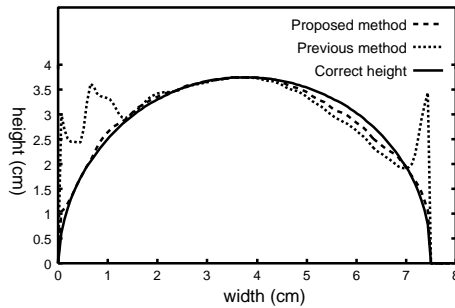


図 19 復元した形状の比較

Fig. 19 Comparison of reconstructed shapes.

表 1 法線方向の誤差 (°)

Table 1 Error of reconstructed normal directions.

	最小値	最大値	平均値
従来法	0.0	134.0	14.2
提案手法	0.0	59.6	3.7

表 2 形状の誤差 (cm)

Table 2 Error of reconstructed shapes.

	最小値	最大値	平均値
従来法	0.0	2.7	0.3
提案手法	0.0	0.4	0.1

解に近い復元結果が得られているが、正しく線形化できていない領域で誤差が大きくなることが確認できる。

このように、画像の線形化によって得られる拡散反射成分を用いることで、画像の線形化が陰影情報からの形状復元においても有効であることを確認できる。

5. 結 び

本稿では、影や鏡面反射を含む画像を、拡散反射のみを含む画像に変換する新しい線形化手法を提案した。光学現象の分類を行い、それを利用することで、影が多く含まれる画像集合に対しても、より安定に画像を線形化できることを実験により確認した。また、照度差ステレオ法の前処理に画像の線形化を用いることで、安定に形状が復元できることを示した。

元来、画像の線形化^{14),15)}は任意光源画像生成のために提案された技術である。しかし、本稿では、物体表面で観測される光学現象の分類に対しても有効であることを示した。線形化手法は、反射モデルのパラメータ推定、陰影情報からの形状復元、物体認識¹⁶⁾、顔認識¹⁷⁾、隠れをともなう画像処理¹⁸⁾などの多くのコンピュータビジョン手法の基礎技術として大きな役割を果たすと考えられる。

今後の課題として、光学現象の分類結果に対する客観的な評価方法の検討や、より複雑な光学現象への対応などがあげられる。

なお、本研究の一部は科学技術振興事業団 CREST 池内プロジェクト、および科学研究費補助金(課題番号 14780290)の補助を受けて行った。

参 考 文 献

- 1) Woodham, R.J.: Photometric Stereo, MIT AI Memo (1978).
- 2) Sashua, A.: Geometry and Photometry in 3D Visual Recognition, Ph.D. thesis, Dept. Brain and Cognitive Science, MIT (1992).
- 3) Belhumeur, P.N. and Kriegman, D.J.: What is the Set of Images of an Object Under All Possible Lighting Conditions?, *Proc. CVPR'96*, pp.270-277 (1996).
- 4) Belhumeur, P.N., Kriegman, D.J. and Yuille, A.L.: The bas-relief ambiguity, *Proc. CVPR'97*, pp.1060-1066 (1997).
- 5) Georghiades, A.S., Kriegman, D.J. and Belhumeur, P.N.: From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition Under Variable Lighting and Pose, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.23, No.6, pp.643-660 (2001).
- 6) Shafer, S.: Using color to separate reflection components, *Color Research and Applications*, Vol.10, pp.210-218 (1985).
- 7) Klinker, G., Shafer, S. and Kanade, T.: The measurement of highlights in color images, *IJCV*, Vol.2, No.1, pp.7-32 (1988).
- 8) Sato, Y. and Ikeuchi, K.: Temporal-color space analysis of reflection, *JOSA A*, Vol.11, No.7, pp.2990-3002 (1994).
- 9) Sato, Y., Wheeler, M. and Ikeuchi, K.: Object Shape and Reflectance Modeling from Observation, *Proc. SIGGRAPH'97*, pp.379-387 (1997).
- 10) Nayar, S.K., Fang, X. and Boulton, T.E.: Removal of specularities using color and polarization, *Proc. CVPR'93*, pp.583-590 (1993).
- 11) 高橋 徹, 佐藤洋一, 池内克史: 偏光による反射成分の分離および反射パラメータの決定, 情報処理学会研究報告 CVIM 124-3, pp.17-24 (2000).
- 12) 梅山伸二: 確率的独立性を手がかりとした物体の見えからの拡散/鏡面反射成分の分離, 電子情報通信学会研究報告 PRMU 2000-40, pp.41-48 (2000).
- 13) Ikeuchi, K. and Sato, K.: Determining Reflectance Properties of an Object Using Range and Brightness Images, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.13, No.11, pp.1139-1153 (1991).
- 14) 向川康博, 宮木 一, 三橋貞彦, 尺長 健: Photometric Image-Based Rendering による仮想照明画像の生成, 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.41, No.SIG10(CVIM1), pp.19-30 (2000).

- 15) Mukaigawa, Y., Miyaki, H., Mihashi, S. and Shakunaga, T.: Photometric Image-Based Rendering for Image Generation in Arbitrary Illumination, *Proc. ICCV2001*, pp.652–659 (2001).
- 16) 岡部孝弘, 佐藤洋一: 画像の線形化に基づく物体認識手法, 情報処理学会研究報告 CVIM 133-26, pp.193–200 (2002).
- 17) Shakunaga, T. and Shigenari, K.: Decomposed eigenface for face recognition under various lighting conditions, *Proc. CVPR2001*, pp.864–871 (2001).
- 18) Shakunaga, T. and Sakaue, F.: Natural Image Correction by Iterative Projections to Eigenspace Constructed in Normalized Image Space, *Proc. ICPR2002*, Vol.1, pp.648–651 (2002).

(平成 14 年 7 月 11 日受付)

(平成 15 年 1 月 16 日採録)

(担当編集委員 鷲見 和彦)



石井 育規

平成 15 年岡山大学大学院自然科学研究科修了。在学中, コンピュータビジョン, 陰影解析の研究に従事。



福井孝太郎

平成 14 年岡山大学工学部情報工学科卒業。現在, 岡山大学大学院自然科学研究科に在学。



向川 康博(正会員)

平成 9 年筑波大学大学院博士課程工学研究科修了。同年より岡山大学助手。コンピュータビジョン, コンピュータグラフィックスの研究に従事。博士(工学)。電子情報通信学会, 日本バーチャルリアリティ学会, IEEE 各会員。



尺長 健(正会員)

昭和 53 年京都大学大学院修士課程修了。同年 NTT 入社。平成 5~6 年カーネギーメロン大学ロボティクス研究所客員研究員。平成 8 年より岡山大学教授。画像認識・理解, 人工知能, パターン認識の研究に従事。工学博士。共訳書「ロボットビジョン」(朝倉書店)。電子情報通信学会, IEEE 各会員。